

PAT-NO: JP02000112914A  
DOCUMENT-IDENTIFIER: JP 2000112914 ~~A~~  
TITLE: LEARNING METHOD FOR NEURAL CIRCUIT NETWORK  
PUBN-DATE: April 21, 2000

INVENTOR-INFORMATION:

NAME	COUNTRY
HATANO, TOSHIAKI	N/A

ASSIGNEE-INFORMATION:

NAME	COUNTRY
TOSHIBA CORP	N/A

APPL-NO: JP10287839

APPL-DATE: October 9, 1998

INT-CL (IPC): G06F015/18

ABSTRACT:

PROBLEM TO BE SOLVED: To attain improvement in predictive accuracy by enabling the correction of only one of a bias value and a load value without interlocking them by separately learning the load value and bias value and executing the learning of load value and bias value while successively switching them.

SOLUTION: An intermediate layer LM adds up inputs from a lot of neural circuit elements E11-E1m composing of an input layer LI after applying respectively different prescribed weighting processing, applies prescribed processing to this result and outputs it from an output layer LO. This learning method for neural circuit network can execute three modes of (1) correcting processing of a load value only to individual neural circuit elements E11-E1m, (2) correcting processing of a bias component and (3) correcting processing of both the load value and the bias component. While using at least two of these three correcting processing modes, correcting processing is executed while switching the modes so as to provide the scheduled output data by inputting prepared learning data.

COPYRIGHT: (C) 2000, JPO

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号  
特開2000-112914  
(P2000-112914A)

(43) 公開日 平成12年4月21日 (2000.4.21)

(51) Int.Cl.<sup>7</sup>  
G 0 6 F 15/18

識別記号  
5 2 0

F I  
G 0 6 F 15/18

ターミナル\* (参考)

5 2 0 P

審査請求 未請求 請求項の数 5 O L (全 8 頁)

(21) 出願番号 特願平10-287839

(22) 出願日 平成10年10月9日 (1998.10.9)

(71) 出願人 000003078

株式会社東芝

神奈川県川崎市幸区堀川町72番地

(72) 発明者 波田野 寿昭

神奈川県川崎市幸区柳町70番地 株式会社  
東芝柳町工場内

(74) 代理人 100058479

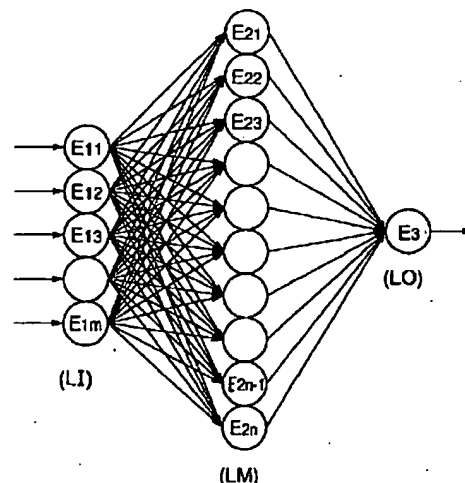
弁理士 鈴江 武彦 (外6名)

(54) 【発明の名称】 神経回路網の学習方法

(57) 【要約】

【課題】 神経回路網で学習内容を大きく破壊せずに効果的に微調整可能にする。

【解決手段】 入力データ (DTI) に対し所要の処理をして出力する複数の神経回路素子を多段接続してなる神経回路網に対し、DTI と当該DTI に対する望ましい出力データ (DTO) を与えることによりDTI 入力時での出力値が前記望ましいDTO に一致させるようデータに対して付加する神経回路素子の荷重値およびバイアス成分を段階的に修正する学習方法において、個別の神経回路素子に対する荷重値のみの修正処理と、個別神経回路素子に対するバイアス成分のみの修正処理と、個別神経回路素子に対する荷重値とバイアス成分の双方の修正処理とを可能にすると共にこれら修正処理のうち少なくとも2つを用い、用意した学習データの入力により予定のDTO が得られるよう修正処理を切り替えて実施することを特徴とする。



## 【特許請求の範囲】

【請求項1】入力データに対して所要の処理をして出力する複数の神経回路素子を多段接続してなる神経回路網に対し、入力データと当該入力データに対する望ましい出力データを与えることにより、入力データ入力時での出力値が前記望ましい出力データに一致させるようデータに対して付加する神経回路素子の荷重値およびバイアス成分を段階的に修正する神経回路網の学習方法において、

10 個別の神経回路素子に対する荷重値のみの修正処理と、個別の神経回路素子に対するバイアス成分のみの修正処理と、個別の神経回路素子に対する荷重値とバイアス成分の双方の修正処理と、を可能にすると共に、これら修正処理のうち、少なくとも2つを用い、用意した学習データの

入力により予定の出力データ得られるよう、修正処理を切り替えて実施することを特徴とする神経回路網の学習方法。

【請求項2】請求項1記載の神経回路網の学習方法において、

20 学習が終了している神経回路網に対し、既学習データに類似した新規データを与えて、再学習を行うと共に、この再学習の際に、バイアス値のみの修正あるいは荷重値のみの修正をすることを特徴とする神経回路網の学習方法。

【請求項3】請求項1記載の神経回路網の学習方法において、

現在時点をととした場合に、入力データが時刻 $t-1$ までの時系列データであり、出力データが時刻 $t$ 以後のデータであるときに、過去のデータに対しては荷重値とバイアス成分の双方を修正する学習方式を採用し、現在の入力データより将来の時系列を予測する際には、予測時刻の近傍の過去のデータを用いてバイアス成分だけを修正する学習方式によりバイアス成分の修正を行った後に、時系列予測に移ることを特徴とする神経回路網の学習方法。

【請求項4】請求項1記載の神経回路網の学習方法において、

荷重値およびバイアス成分の修正量計算としてバックプロパゲーションアルゴリズムを用いることを特徴とする神経回路網の学習方法。

【請求項5】請求項1記載の神経回路網の学習方法において、

予め与えられた学習データに対しては荷重値とバイアス成分双方を修正する方式で学習しておき、新たに与えられた入力データ $x$ に対する出力を計算する際には、学習データの中より前記入力データ $x$ に類似しているものを選び出し、これらの類似データによりバイアス値のみ修正する学習方法により、バイアス値を修正した後、入力データ $x$ に対する出力値を計算することを特徴とする神

経回路網の学習方法。

## 【発明の詳細な説明】

## 【0001】

【発明の属する技術分野】本発明は、過去に学習した内容を大きく破壊することなく、効果的に微調整を実施することを可能にした神経回路網の学習方法に関する。

## 【0002】

【従来の技術】神経回路網は、高度な情報処理機能を人工的に実現するための技術として、開発されたコンピュータ技術である。すなわち、この神経回路網は、コンピュータを使用しての、脳の神経回路などを模倣した人工知能の技術であり、情報を入力する入力層、この入力から答がどれに当たるかを判断する出力層、およびそれらの層の中間にある中間層から構成され、各層は多くの結合によって連結しあっている。

【0003】このような回路網によって脳の情報処理機能の実現を試みる場合、まず、その基本単位である神経細胞をモデル化する必要がある。通常、単一の神経細胞は図5に示す如く、多入力・1出力のアナログ素子としてモデル化される。

【0004】すなわち、入力を $INP_1, INP_2, INP_3, \dots, INP_n$ 、シナプス荷重を $w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$ 、閾値(バイアス)を $\theta$ 、 $\sum w_i INP_i + \theta$  (但し、 $i$ は $1, 2, 3, \dots$ )を $y$ として、出力OUTは  $OUT = f(y)$  で与えられる。なお、関数 $f$ は飽和特性を持つ例えば単調関数である。

【0005】神経細胞には、複数ある入力端子それぞれに、別の入力を与えられる。例えば、第1の入力端子には入力 $INP_1$ が、第2の入力端子には入力 $INP_2$ が、第3の入力端子には入力 $INP_3$ が、…そして、第 $n$ の入力端子には入力 $INP_n$ が、と云った具合に入力される。神経細胞では、これら入力に対して、それぞれの入力系統独自のシナプス荷重 $w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$ を乗じて補正を加え、これらの補正された入力 $w_1 INP_1, w_2 INP_2, w_3 INP_3, \dots, w_n INP_n$ について加算し、さらに閾値(バイアス) $\theta$ を付加する。こうして得た値 $\sum w_i INP_i + \theta$ を飽和特性を持つ所定の単調関数で演算することで、出力OUTを得る。

【0006】このように、神経細胞モデルにおいてはシナプス荷重およびバイアスと云うパラメータを持っていることから、これらパラメータを調整することで、複数の入力から任意の写像を作り上げることができる。

## 【0007】

【発明が解決しようとする課題】神経回路網を構成する素子は、神経細胞をモデル化したものであるが、この素子には荷重値(シナプス荷重)およびバイアスと呼ばれるパラメータがあり、これらパラメータを調整することで任意の写像を作り上げることができる。

【0008】(計算式 $O_i = f(\sum w_{ij} O_j + h_i)$ )。ただし、 $w_{ij}$ が荷重値であり、 $h_i$ がバイアス値であ

る。また、 $f$ は出力関数である。）

バイアス値は素子 $i$ への入力为零であった場合の素子 $i$ の出力を保証するものであるが、通常は他の荷重値と同様に学習が行われる。プログラム上は常に“1”を出力するダミー素子を付加し、ダミー素子の荷重値をバイアスとして扱うことも行われている。

【0009】バイアスは荷重値と比較して、学習中に不適切な値になってしまう可能性が高く、また、不適切な値になってしまうと、神経回路網全体の学習効率を低下させる。

【0010】また、神経回路網により時系列データ処理を行う場合、一般に過去の時系列データを学習データとして将来のデータの予測を行うが、時系列データに長い周期の変動成分があるときには、その変動成分を補正する必要がある。

【0011】しかし、従来においては、神経回路網システムに対する補正が必要な場合に、

(1) 神経回路網の出力に一律に数値を加算あるいは減算する

(2) 予測時刻近傍のデータにより神経回路網全体を再学習する

という方法を採用しており、このような従来方法では、次のような問題が残る。

【0012】すなわち、上記(1)の方法では変動成分が定数でない場合には補正が不足であり、また、上記

(2)の方法では神経回路網全体の特性が近傍データによって変えられてしまうために、いわば補正が過剰になってしまうと云うことである。

【0013】従って、過去の時系列データを学習データとして将来のデータの予測を行うにあたり、時系列データに長い周期の変動成分があるときに、その変動成分を最適に補正することができるようにする技術の開発が囑望されている。

【0014】そこで、この発明の目的とするところは、バイアス値と荷重値とを連動させることなく一方のみを修正することができるようにして予測精度の向上を図ることができるようにした神経回路網の学習方法を提供することにある。

【0015】

【課題を解決するための手段】上記目的を達成するため、本発明は次のように構成する。すなわち、入力データに対して所要の処理をして出力する複数の神経回路素子を多段接続してなる神経回路網に対し、入力データと当該入力データに対する望ましい出力データを与えることにより、入力データ入力時での出力値が前記望ましい出力データに一致させるようデータに対して付加する神経回路素子の荷重値およびバイアス成分を段階的に修正する神経回路網の学習方法において、個別の神経回路素子に対する荷重値のみの修正処理と、個別の神経回路素子に対するバイアス成分のみの修正処理と、個別の神経

回路素子に対する荷重値とバイアス成分の双方の修正処理と、を可能にすると共に、これら修正処理のうち、少なくとも2つを用い、用意した学習データの入力により予定の出力データ得られるよう、修正処理を切り替えて実施することを特徴とする。また、更には、学習が終了している神経回路網に対し、既学習データに類似した新規データを与えて、再学習を行うと共に、この再学習の際に、バイアス値のみの修正あるいは荷重値のみの修正をするようにする。

10 【0016】神経回路網システムに対する補正が必要な場合に、従来手法では、

(i) 神経回路網の出力に一律に数値を加算あるいは減算する。

(ii) 予測時刻近傍のデータにより神経回路網全体を再学習する。

という方法が採られていた。

【0017】しかしながら、上記(i)の方法では変動成分が定数でない場合には補正が不足であり、また、上記(ii)の方法では神経回路網全体の特性が近傍データによって変えられてしまうために、いわば補正が過剰になってしまう。

【0018】本発明では荷重値とバイアス値の学習を別々に実施できるようにし、荷重値とバイアス値の学習を随時切り替えることができるようにしたことにより、学習効率を向上させることができるようになることと、学習が終了している神経回路網に対し、既学習データに類似した新規データを加えて、再学習を行う際に、バイアス値のみの修正あるいは荷重値のみの修正をすることにより、神経回路網が実現している写像の特性を大きく破壊すること無く、写像の微調整ができる。

【0019】従って、本発明によれば、バイアス値と荷重値とを連動させることなく一方のみを修正することができるようになり、従って、予測精度の向上を図ることができるようになる神経回路網の学習方法を提供することができる。

【0020】

【発明の実施の形態】以下、本発明の実施の形態について、図面を参照して説明する。ここでは、三角関数により模擬的に時系列を生成し、時系列予測を行う事例により、本発明の実施例を説明する。予測に用いる神経回路網は図1に示す通りである。すなわち、図1において、 $L_I$ は情報を入力する入力層であって、複数の神経回路素子 $E_{11}$ ,  $E_{12}$ ,  $E_{13}$ , ...,  $E_{1m}$  ( $m$ は任意の正の整数)からなる。また、 $L_M$ は中間層であって、入力層 $L_I$ を構成する多数の神経回路素子 $E_{11}$ ,  $E_{12}$ ,  $E_{13}$ , ...,  $E_{1m}$ からの入力に対してそれぞれ異なる所定の重み付け処理を施してから合算し、これに所定の処理を施して出力するものである。また、 $L_O$ は出力層であって、中間層 $L_M$ から与えられる情報から答がどれに当たるかを判断して結果を出力するものである。

【0021】具体的には、前記入力層L Iは、複数の神経回路素子E11, E12, E13, ..., E1mを備えており、また、中間層LMは神経回路素子E21, E22, E23, ..., E2n (nは任意の正の整数)を備えていて、入力層L Iの各神経回路素子E11, E12, E13, ..., E1mの出力は自己に輸入される情報に対してそれぞれ所要の重み付け処理をしてから中間層LMを構成する神経回路素子E21, E22, E23, ..., E2nそれぞれに対して、それぞれ入力する構成となっている。

【0022】また、中間層LMを構成する神経回路素子E21, E22, E23, ..., E2nそれぞれは、入力に対して所要の処理を施した後、出力層LOを構成する神経回路素子E3に対して出力し、神経回路素子E3はこれら神経回路素子E21, E22, E23, ..., E2nからの出力をもとに最終的な答としての情報を、出力するものである。尚、出力層LOは1つの神経回路素子E3からなる。

【0023】このような構成の本システムの作用を次の例に従い、説明する。図2に、関数 $F(t) = 0.7 \sin(t/\pi) + 0.2 \cos(4\pi t)$  (但し、 $\pi$ は円周率)により、生成される時系列を示す。図2に示すように、この関数 $F(t)$ は大きなうねりの上に、小さなうねりが乗ったような変化特性を示す関数である。いま、時系列区間が“0”から“9”の範囲でこれを100分割すれば分解能として一応満足のいくものとなると仮定する。また、説明を簡単化するために、対象とする神経回路網は入力層L IがE11~E15までの5素子、中間層LMはE21, ..., E210の10素子構成であるとする。

【0024】関数 $F(t)$ について、その区間 $0 \leq t \leq 9$ を100等分し、100個の時系列データ $x_1, \dots, x_{100}$ を作成する( $x_t = F(0.9 \times (t-1))$ )。入力層L Iが5素子構成であるので、この例では、これら100個の時系列データ $x_1, \dots, x_{100}$ のうち、最初の30個分の時系列データ $x_1, \dots, x_{30}$ を学習データとし、残りの $x_{31}, \dots, x_{100}$ の予測を行うようにするものとする。

【0025】このケースの場合、予測に用いる神経回路網は図3に示す通りとなる。すなわち、図3において、L Iは情報を入力する入力層であって、複数の神経回路素子E11, E12, E13, E14, E15からなる。また、LMは中間層であって、入力層L Iを構成する5個の神経回路素子E11, E12, E13, E14, E15からの入力に対してそれぞれ異なる所定の重み付け処理を施してから合算し、これに所定の処理を施して出力するものである。また、LOは出力層であって、中間層LMから与えられる情報から答がどれに当たるかを判断して結果を出力するものである。

【0026】中間層LMは10個の神経回路素子E21, E22, E23, E24, E25, E26, E27, E28, E29, E210を備えていて、これら神経回路素子E21, E22, E23, E24, E25, E26, E27, E28, E29, E210 それ

ぞれには入力層L Iの各神経回路素子E11, E12, E13, E14, E15の出力が自己に輸入されるようにしてある。

【0027】なお、神経回路素子E21, E22, E23, E24, E25, E26, E27, E28, E29, E210それぞれには自己に輸入される情報に対してそれぞれ所要の重み付け処理をしたものが入力される構成となっている。

【0028】また、中間層LMを構成する神経回路素子E21, E22, E23, ..., E27, E28, E29, E210それぞれは、入力に対して所要の処理を施した後、出力層LOを構成する神経回路素子E3に対して出力し、神経回路素子E3はこれら神経回路素子E21, E22, E23, ..., E27, E28, E29, E210からの出力をもとに最終的な答としての情報を、出力するものである。尚、出力層LOは1つの神経回路素子E3からなる。

【0029】このような構成の本神経回路網の学習を先ず行うが、これは入力層L Iに対して、入力情報として5時刻前までの時系列を入力し、現時刻の時系列を推定させることで行うが、入力に対して出力が同じとなるように処理されるよう荷重値とバイアス値を調整すれば良い。

【0030】本実施例では、100個の時系列データ $x_1, x_2, x_3, \dots, x_{98}, x_{99}, x_{100}$ のうち、 $x_1, \dots, x_{30}$ までの30個分を学習データとして用い、残りの70個分である $x_{31}, \dots, x_{100}$ について予測を行うものとするので、入力情報として5時刻前までの時系列を取り込むようにすると、学習データとしては

( $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5$ )  $\rightarrow$   $x_6$

( $x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$ )  $\rightarrow$   $x_7$

( $x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$ )  $\rightarrow$   $x_8$

( $x_4, x_5, x_6, x_7, x_8$ )  $\rightarrow$   $x_9$

・

・

・

・

・

( $x_{24}, x_{25}, x_{26}, x_{27}, x_{28}$ )  $\rightarrow$   $x_{29}$

( $x_{25}, x_{26}, x_{27}, x_{28}, x_{29}$ )  $\rightarrow$   $x_{30}$

と云う具合に計25個が作成される。

【0031】すなわち、時系列データ $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5$ は並列データ化されて入力層L Iの神経回路素子E11, E12, E13, E14, E15の対応する一つに輸入され、中間層LMで処理されて出力層LOから時系列データ $x_6$ となって出力される。

【0032】つまり、時系列データ $x_1$ は神経回路素子E11に輸入され、時系列データ $x_2$ は神経回路素子E12に輸入され、時系列データ $x_3$ は神経回路素子E13に輸入され、時系列データ $x_4$ は神経回路素子E14に輸入され、時系列データ $x_5$ は神経回路素子E15に輸入されてそれぞれの素子から中間層LMの神経回路素子の対応する素子に輸入され、処理される結果、時系列データ $x_5$

の次の時点での時系列データであるx6が求められ、出力層LOから出力される。

【0033】次に、時系列データx2, x3, x4, x5, x6が並列データ化されて入力層Iの神経回路素子E11, E12, E13, E14, E15の対応する一つに入力され、中間層LMで処理されて出力層LOから時系列データx6となって出力される。

【0034】つまり、時系列データx2は神経回路素子E11に入力され、時系列データx3は神経回路素子E12に入力され、時系列データx4は神経回路素子E13に入力され、時系列データx5は神経回路素子E14に入力され、時系列データx6は神経回路素子E15に入力されてそれぞれの素子から中間層LMの神経回路素子の対応する素子に入力され、処理される結果、時系列データx6の次の時点での時系列データであるx7が求められ、出力層LOから出力される。

【0035】次に、時系列データx3, x4, x5, x6, x7が並列データ化されて入力層Iの神経回路素子E11, E12, E13, E14, E15の対応する一つに入力され、中間層LMで処理されて出力層LOから時系列データx8となって出力される。

【0036】つまり、時系列データx3は神経回路素子E11に入力され、時系列データx4は神経回路素子E12に入力され、時系列データx5は神経回路素子E13に入力され、時系列データx6は神経回路素子E14に入力され、時系列データx7は神経回路素子E15に入力されてそれぞれの素子から中間層LMの神経回路素子の対応する素子に入力され、処理される結果、時系列データx7の次の時点での時系列データであるx8が求められ、出力層LOから出力される。

【0037】同様にして、時系列データx25, x26, x27, x28, x29については、これら時系列データx25, x26, x27, x28, x29が並列データ化されて入力層Iの神経回路素子E11, E12, E13, E14, E15の対応する一つに入力され、中間層LMで処理されて出力層LOから時系列データx30となって出力される。

【0038】つまり、時系列データx25は神経回路素子E11に入力され、時系列データx26は神経回路素子E12に入力され、時系列データx27は神経回路素子E13に入力され、時系列データx28は神経回路素子E14に入力され、時系列データx29は神経回路素子E15に入力されてそれぞれの素子から中間層LMの神経回路素子の対応する素子に入力され、処理される結果、時系列データx29の次の時点での時系列データであるx30が求められ、出力層LOから出力される。

【0039】従って、既知データであるx1からx30までのデータを学習データとして用い、x1から順番に5個一組として各組毎に時系列的に1データ分ずつシフトさせた25組分について自己の組の1データ分未来のデータを求めると、x6からx30の25種の出力が得られ

るので、これらx6からx30の25種の出力の値が学習に用いた既知データx6～x30の値になるように荷重値やバイアス成分を修正することで神経回路網に対する学習を実施することができる。

【0040】学習にあたってはこのように、神経回路網に対し、既知の入力データを与え、当該入力データに対する望ましい出力データが得られるように、神経回路素子の荷重値およびバイアス成分を段階的に修正する。

【0041】入力データ入力時での出力値が前記望ましい出力データに一致させるようデータに対して付加する神経回路素子の荷重値およびバイアス成分を段階的に修正するが、ここでの学習方法は、(1) 個別の神経回路素子に対する荷重値のみの修正処理、(2) 個別の神経回路素子に対するバイアス成分のみの修正処理、(3) 個別の神経回路素子に対する荷重値とバイアス成分の双方の修正処理、の3つのモードが実施可能であると共に、これら修正処理のモードのうち、少なくとも2つのモードを用い、用意した学習データの入力により予定の出力データ得られるよう、モードを切り替えて修正処理を実施する。

【0042】学習はバックプロパゲーションを行う。すなわち、神経回路素子Eiの出力値をoi、神経回路素子Eiのバイアス値をhi、神経回路素子Eiへの入力値の総和をui、神経回路素子Ejから神経回路素子Eiへ向かう連結の荷重値をwij、学習データを(I: T) (但し、Iは入力、Tは望ましい出力を指す)、荷重値wijの修正量をΔwij、神経回路素子Eiのバイアス値hiの修正量をΔhi、神経回路素子Eiの誤差をδi、出力関数をf(x)としたときに、神経回路素子Eiの出力値oiは神経回路素子Eiが入力素子の場合では

$$o_i = I_i \quad \dots (1)$$

神経回路素子Eiが入力素子でない場合では

$$o_i = f(u_i) \quad \dots (2)$$

となる。ここで、神経回路素子Eiへの入力値の総和uiは

$$u_i = \sum_j w_{ij} o_j + h_i \quad \dots (3)$$

と表される。また、神経回路素子Eiの誤差δiは、神経回路素子Eiが出力素子の場合には

$$\delta_i = \sum_j (o_j - T_j) f'(u_i) \quad \dots (4)$$

神経回路素子Eiが出力素子でない場合には

$$\delta_i = \sum_j w_{ij} \delta_j f'(u_i) \quad \dots (5)$$

と表され、荷重値wijの修正量Δwijは

$$\Delta w_{ij} = -\alpha \delta_i o_j + \beta \Delta w_{ij} \quad \dots (6)$$

神経回路素子Eiのバイアス値hiの修正量Δhiは

$$\Delta h_i = -\alpha \delta_i + \beta \Delta h_i \quad \dots (7)$$

(但し、 $\alpha$ 、 $\beta$ は正の定数)で表されるので、これらの式を用いて条件対応に演算処理することにより、神経回路素子 $E_j$ から神経回路素子 $E_i$ へ向かう連結の荷重値 $w_{ij}$ に対する荷重値修正量 $\Delta w_{ij}$ と、神経回路素子 $E_i$ のバイアス値 $h_i$ に対するバイアス値修正量 $\Delta h_i$ を求める。そして、その後に、この求めた荷重値修正量 $\Delta w_{ij}$ と、バイアス値修正量 $\Delta h_i$ を使用して

$$w_{ij} \leftarrow w_{ij} + \Delta w_{ij} \quad \dots (8)$$

$$h_i \leftarrow h_i + \Delta h_i \quad \dots (9)$$

なる処理を施すことにより、神経回路素子 $E_j$ から神経回路素子 $E_i$ へ向かう連結の荷重値 $w_{ij}$ や、神経回路素子 $E_i$ のバイアス値 $h_i$ を更新する。このような処理を誤差 $Err$

【0043】

【数1】

$$Err = \sum_{i \in \text{出力素子}} (o_i - t_i)^2$$

が十分に小さくなるまで処理を繰り返す。これがバックプロパゲーションによる学習である。

【0044】このようにして、神経回路網の各神経回路素子 $E_i$ について、個別に荷重値 $w_{ij}$ や、バイアス値 $h_i$ を学習することができる。ここで注目すべきは、上記各式からわかるように、神経回路網の各神経回路素子 $E_i$ について、個別に荷重値 $w_{ij}$ と、バイアス値 $h_i$ とを学習できると言う点であり、荷重値 $w_{ij}$ のみの学習や、バイアス値 $h_i$ のみの学習が可能であると言う点である。

【0045】これにより、個々の神経回路素子はそれぞれ単独で、しかも、バイアス値 $h$ と荷重値 $w$ とを連動させることなく、一方のみを修正することもできるようになり、従って、修正の影響を他に与えることなく、所望の神経回路素子のバイアス値 $h$ や荷重値 $w$ を修正でき、微妙な修正ができるようになって、予測精度の向上を図ることができるようになる。

【0046】神経回路網の各神経回路素子について、学習が終わったならば、次に、時系列予測に移るが、それに先立ち、神経回路網に対し、既学習データに類似した新規データを与えて、再学習を行うと共に、この再学習の際に、バイアス値のみの修正あるいは荷重値のみの修正をする。

【0047】すなわち、本発明では、上述のようなバックプロパゲーションによる学習が終了した神経回路網に対し、既学習データに類似した新規データを加えて、再学習を行った後、時系列予測を行う。

【0048】再学習は、学習が終了している神経回路網に対し、既学習データに類似した新規データを与えて行うと共に、この再学習の際に、バイアス値のみの修正あるいは荷重値のみの修正をする。

【0049】再学習と時系列予測の処理手順を説明す

る。

【step1】 まずはじめに、 $t \leftarrow 31$  ( $t$ に31を代入)とする。これは30時点分を学習用に使用しているためであり、測定はその後の時点のデータを使用して行うからである。

【0050】【step2】 次に、時系列データのうち、以下の5つを微調整用データとする。

( $x_{t-10}$ ,  $x_{t-9}$ ,  $x_{t-8}$ ,  $x_{t-7}$ ,  $x_{t-6}$  :  $x_{t-5}$ )

( $x_{t-9}$ ,  $x_{t-8}$ ,  $x_{t-7}$ ,  $x_{t-6}$ ,  $x_{t-5}$  :  $x_{t-4}$ )

10 ( $x_{t-8}$ ,  $x_{t-7}$ ,  $x_{t-6}$ ,  $x_{t-5}$ ,  $x_{t-4}$  :  $x_{t-3}$ )

( $x_{t-7}$ ,  $x_{t-6}$ ,  $x_{t-5}$ ,  $x_{t-4}$ ,  $x_{t-3}$  :  $x_{t-2}$ )

( $x_{t-6}$ ,  $x_{t-5}$ ,  $x_{t-4}$ ,  $x_{t-3}$ ,  $x_{t-2}$  :  $x_{t-1}$ )

【step3】 次に、このような5種の微調整用データに対し、バイアス値 $h$ のみの修正を行う。これは、式(1)、式(2)、式(3)、式(4)、式(5)、式(7)を用いてバイアス値 $h$ の修正量 $\Delta h$ を算出し、式(9)によりバイアス値 $h$ のみを当該求めた修正量 $\Delta h$ 分、修正すると云う処理であって、ここでの処理は、先の学習の際に用いたデータの近傍のデータを用いての再学習による微調整処理である。

【0051】【step4】 次に、このような微調整済の神経回路網に対し、先の微調整データ( $x_{t-5}$ ,  $x_{t-4}$ ,  $x_{t-3}$ ,  $x_{t-2}$ ,  $x_{t-1}$ )を入力し、時刻 $t$ での予測値 $x_t'$ を算出する。

【0052】【step5】 次に、時刻 $t$ での観測値 $x_t$ が得られたならば、これをデータベースに加える。

【step6】 予測を続ける場合は、 $t \leftarrow t+1$ としてstep2の処理へ戻る。そうでなければ終了する。

【0053】既学習データより選出された新規データを使用した再学習処理に当たっては、現在時点をもとした場合に、入力データが時刻 $t-1$ までの時系列データであり、出力データが時刻 $t$ 以後のデータ(つまり時系列予測のデータ)であるときに、過去のデータに対しては荷重値とバイアス成分の双方を修正する学習方式を採用し、現在の入力データより将来の時系列を予測する際には、予測時刻の近傍の過去のデータを用いてバイアス成分だけを修正する学習方式により、バイアス成分の修正を行うようにする。このようにすると、学習済み神経回路網に対して、効率的に微調整ができる。そして、このような再学習を終えた後に、時系列予測に移る。

【0054】以上の方法で、先の時系列データの予測を行った結果を図3に示す。すなわち、図3に示すように、微調整時バイアス値のみ修正のケースでは、相対誤差平均は“4.00”[%]で、相対誤差分散は“0.0062”であり、微調整時荷重値とバイアス値の双方修正のケースでは、相対誤差平均は“5.17”[%]で、相対誤差分散は“0.0112”であり、微調整をしなかったケースでは、相対誤差平均は“18.57”

[%]で、相対誤差分散は“0.0992”であった。  
 【0055】ここで相対誤差は $|x_i' - x_i|/x_i$ によって計算している。また、誤差平均が零に近く、かつ分散が小さいほど、予測精度が高いことになる。従って、本発明で提案した如き、バイアス値と荷重値を連動せずに修正する方式を採用することで、予測精度が格段に向上していることがわかる。

【0056】このように、本発明は、入力データに対して所要の処理をして出力する複数の神経回路素子を多段接続してなる神経回路網に対し、入力データと当該入力データに対する望ましい出力データを与えることにより、入力データ入力時での出力値が前記望ましい出力データに一致させるようデータに対して付加する神経回路素子の荷重値およびバイアス成分を段階的に修正する神経回路網の学習方法において、個別の神経回路素子に対する荷重値のみの修正処理と、個別の神経回路素子に対するバイアス成分のみの修正処理と、個別の神経回路素子に対する荷重値とバイアス成分の双方の修正処理と、を可能にすると共に、これら修正処理のうち、少なくとも2つを用い、用意した学習データの入力により予定の出力データ得られるよう、修正処理を切り替えて実施するようにしたものである。更には、本発明は、学習が終了している神経回路網に対し、既学習データに類似した新規データを与えて、再学習を行うと共に、この再学習の際に、バイアス値のみの修正あるいは荷重値のみの修正をするようにしたものである。

【0057】神経回路網システムに対する補正が必要な場合に、従来手法では、神経回路網の出力に一律に数値を加算あるいは減算したり、予測時刻近傍のデータにより神経回路網全体を再学習すると云った方法が採られており、このような方法では変動成分が定数でない場合には補正が不足であり、また、神経回路網全体の特性が近傍データによって変えられてしまうために、いわば補正が過剰になってしまうと云った欠点があったが、本発明では荷重値とバイアス値の学習を別々に実施できるようにし、荷重値とバイアス値の学習を随時切り替えることができるようにしたことにより、学習効率を向上させることができるようになり、また、学習が終了している神経回路網に対し、既学習データに類似した新規データを加えて、再学習を行い、その際に、バイアス値のみの修正あるいは荷重値のみの修正をするようにしたことにより、神経回路網が実現している写像の特性を大きく破壊

すること無く、写像の微調整ができるようになるものである。

【0058】従って、本発明によれば、バイアス値と荷重値とを連動させることなく一方のみを修正することができるようになり、従って、過去に学習した内容を大きく破壊することなく効果的に微調整ができるようになって、予測精度の向上を図ることができるようになる神経回路網の学習方法を提供することができる。なお、本発明は上述した実施形態に限定されるものではなく、種々変形して実施可能である。

【0059】

【発明の効果】以上、詳述したように、本発明によれば、バイアス値と荷重値とを連動させることなく、一方のみを修正することができるようになり、従って、過去に学習した内容を大きく破壊することなく効果的に微調整ができるようになって、予測精度の向上を図ることができるようになる神経回路網システムを提供することができる。

【図面の簡単な説明】

【図1】本発明に使用する一例として神経回路網の全体構成を示すブロック図。

【図2】本発明の実施例に用いる一例として時系列データを示す図。

【図3】本発明の具体例を説明するための神経回路網。

【図4】本発明の手法を適用した結果、神経回路網で得られた予測結果を示す図。

【図5】神経回路網を構成する神経細胞モデルを説明するための図。

【符号の説明】

L I…入力層

L M…中間層

L O…出力層

E11, ~E1m, E21, ~E2n, E3…神経回路素子

o<sub>i</sub>…神経回路素子E<sub>i</sub>の出力値

h<sub>i</sub>…神経回路素子E<sub>i</sub>のバイアス値

u<sub>i</sub>…神経回路素子E<sub>i</sub>への入力値の総和

w<sub>ij</sub>…神経回路素子E<sub>j</sub>から神経回路素子E<sub>i</sub>へ向かう連結の荷重値

Δw<sub>ij</sub>…w<sub>ij</sub>の修正量

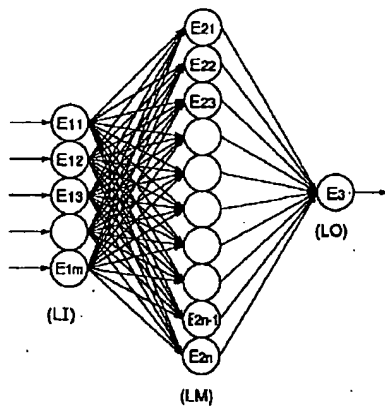
Δh<sub>i</sub>…h<sub>i</sub>の修正量

δ<sub>i</sub>…神経回路素子iの誤差

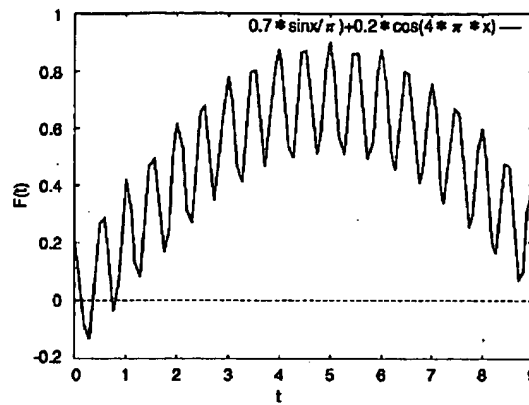
f(x)…出力関数



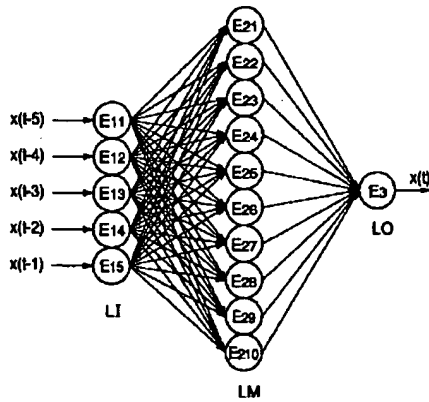
【図1】



【図2】



【図3】



【図4】

	相対誤差平均	相対誤差分散
微調整時バイアス値のみ修正	4.00%	0.0062
微調整時荷重値、バイアス値の双方修正	5.17%	0.0112
微調整せず	18.57%	0.0992

予測結果

【図5】

